

西南岩溶区土壤全氮含量的空间变异分析*

李文军¹ 杨奇勇² 彭保发¹ 赵迪¹

(1. 湖南文理学院资源环境与旅游学院, 常德 415000; 2. 中国地质科学院岩溶地质研究所, 桂林 541004)

摘要: 选择典型的岩溶峰丛洼地,在利用多元逐步回归分析研究 0~20 cm 深度土壤全氮含量与地形指数因子关系的基础上,利用普通克里格法(OK)、单变量协同克里格法(COK)和多变量协同克里格法(MCOK)对土壤全氮含量的空间变异性进行了分析。结果表明:研究区域土壤全氮含量空间分布可以用两个回归模型来表征。克里格插值分析表明,当全氮含量与地形指数因子相关系数较低时,COK 法并不能有效提高全氮预测精度;随着协同变量的增加,MCOK 法能够显著提高全氮预测精度。

关键词: 西南岩溶地区 土壤全氮含量 半方差函数 协同克里格

中图分类号: S158.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)09-0150-05

引言

石漠化是我国西南岩溶地区土地退化的顶级形式,目前已成为备受关注的研究热点和生态环境治理的重点^[1]。在岩溶区生态重建过程中,植被恢复是关键。而氮在植物所有必需营养元素中,是影响植物生长和产量形成的首要因素^[2]。岩溶峰丛洼地水土流失严重,造成大量养分元素的流失。土壤氮素的流失不但造成农业水土环境污染,而且也成了岩溶区植被恢复的限制性因素。因此,全面掌握该区域土壤全氮含量的空间分布状况,对岩溶区生态重建、植被恢复具有指导意义。

地统计学方法是研究空间变异最有效的手段^[3-5],其中最常用的就是普通克里格法(Ordinary Kriging,OK),它可以给出有限区域内区域变量的最佳线性无偏估计量。研究表明,利用辅助数据进行协同克里格估计能有效提高土壤属性的预测精度,或者在精度可接受的情况下减少采样点数量^[6-8]。峰丛洼地地区,正负地形交错分布,地形地貌复杂多变,野外土壤调查难度大。因此借助辅助数据提高土壤属性的预测精度,在岩溶区土壤调查中有着实际的应用价值。很多学者注重单因子协同克里格法(COK)的研究,而多因子协同克里格法(MCOK)的研究很少^[9]。本文以国土资源部广西石漠化-果化野外基地所在的典型峰丛洼地地区为研究区域,以数字高程模型(Digital elevation model,DEM)为辅助

数据源,利用地理信息系统软件 ArcGIS 9.2 提取地形指数因子,通过研究土壤全氮与地形指数因子的回归关系,选取相应的地形指数因子进行协同克里格估值。通过对比 OK 法、COK 法和 MCOK 法的估值精度,确定研究区域土壤全氮含量空间预测的最佳方法。获取研究区域土壤全氮含量的空间分布图,以期为岩溶区土壤调查和示范区生态重建提供科学参考。

1 研究区域概况

选取生态重建示范区所在的矩形区域为研究区域(图 1)。研究区域总面积 10.8 km²,海拔高度在 150~530 m 之间。平均降水量 1 400~1 550 mm,冬季候温大于 10℃。区域内岩性以灰岩为主,土壤类型主要是红壤、砖红壤、黄红壤、棕色石灰土。该地区过去生态环境非常脆弱,经过石漠化治理后有所好转,但是周边石漠化仍然非常严重。

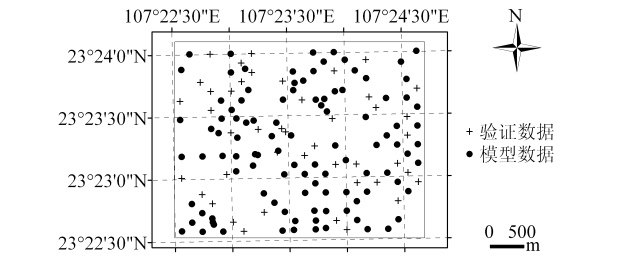


图 1 研究区位置与采样点分布
Fig.1 Location of the study area and distribution of sample sites

收稿日期: 2014-03-20 修回日期: 2014-05-01

* 国家自然科学基金资助项目(41201297)和广西自然科学基金资助项目(2012GXNSFAA053186)

作者简介: 李文军,讲师,博士,主要从事土壤碳氮循环与植物营养研究,E-mail: liwenjun1982@126.com

通讯作者: 杨奇勇,副研究员,博士,主要从事岩溶区水土资源持续高效利用研究,E-mail: yangqiyong0739@163.com

2 研究方法

2.1 样品采集与测定

在 ArcGIS 中进行网格布点,网格大小 140 m × 140 m。将坐标点输入 GPS 用于野外采样导航。采用不锈钢推力式取土器采集 0 ~ 20 cm 土壤样品。在实际采样过程中,如果有些样点落在道路、建筑物上等或者采样点坡度太陡很难到达,就在理论采样点附近 10 m 处进行调整采样,舍去无法调整采样的样点,共采集土壤样品 149 个(图 1)。

将采集的样品送回实验室,去除草根、石砾等杂物,自然风干。研磨后过 0.149 mm 筛,用半微量凯氏法进行土壤全氮含量(质量比) V_{TN} 测定。

2.2 地形指数因子的计算

数字化研究区域 1:10 000 地形图,生成 10 m 分辨率的 DEM。在 ArcGIS 中进行地形指数因子的计算。地形指数因子主要包括:海拔高度 H 、坡度 β 、坡向 S 、采样点与分水岭的水平距离 V_{DFR} 、地形湿度指数 V_{TWI} 、坡度坡长指数 V_{LS} 、沉积指数 V_{SPI} 、地形波动指数 V_{RS} 等 8 个指标(表 1)。所有指标的计算都在 ArcGIS 平台上完成。

表 1 地形指数因子及其描述

Tab.1 Terrain attributes and their descriptions	
地形指数因子	描述 ^[11-13]
H/m	采样点处相对于平均海平面的高度
$\beta/(\text{°})$	$\beta = \arctan \sqrt{p^2 + q^2}$, 其中 $p = \frac{\delta z}{\delta x}$, $q = \frac{\delta z}{\delta y}$, x, y, z 分别为水平两个方向和垂直方向上的距离差
$S/(\text{°})$	坡面法线在水平面上的投影方向坡向对于山地生态有着较大的影响
V_{DFR}/m	采样点与分水岭的水平距离
V_{TWI}	$V_{TWI} = \ln \left(\frac{A_s}{\tan \beta} \right)$, 其中, A_s 为流经地表某点的单位等高线长度上的汇流面积, m^2/m 。 V_{TWI} 综合了地形和土壤等因子,可以很好地反映土壤特性
V_{LS}	$V_{LS} = \left(\frac{A_s}{22.13} \right)^{0.6} \left(\frac{\sin \beta}{0.0896} \right)^{1.3}$, V_{LS} 为土壤侵蚀的重要影响因子,反映侵蚀过程
V_{SPI}	$V_{SPI} = \ln(100A_s \tan \beta)$, V_{SPI} 反映地表形态的宏观特征
V_{RS}	$V_{RS} = H_{\max} - H_{\min}$, 其中 $H_{\max}$ 、 $H_{\min}$ 分别为 DEM 栅格邻域海拔的最大值、最小值

2.3 多元逐步回归分析

利用 ArcGIS 的空间分析功能进行各样点地形指数因子的提取,建立研究区域土壤全氮含量与地形指数因子数据集。利用 ArcGIS 的 Create Subsets 模块,将土壤全氮含量数据集分成两个:建模数据,

用来进行回归分析和变异函数分析;验证数据,用来进行土壤全氮含量 V_{TN} 预测精度的验证。

为从整体上掌握土壤 V_{TN} 与各地形指数因子的关系状况,在 SPSS 16.0 中利用全部样点数据进行土壤全氮含量和地形指数因子的相关分析。通过相关系数的大小,确定影响土壤全氮含量的主要因素。在此基础上,以土壤全氮含量为因变量,8 个地形指数因子为自变量,利用 SPSS 中进行全氮含量的逐步回归分析。将进入回归模型的地形指数因子作为协同克里格分析的协变量。

2.4 地统计分析

地统计分析的方法、原理参照文献[10]。半方差函数和协方差函数的模拟和专题图的制作在 ArcGIS 中完成。模型的验证利用 ArcGIS 的子模块完成。ArcGIS 提供了多变量协同克里格分析功能,协变量最多可以达到 4 个。为了论述方便,因变量和协变量分别用 V_0 和 $V_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示。本研究中因变量为土壤全氮含量,协变量为地形指数因子。在 ArcGIS 中进行多变量协同克里格分析主要有如下 4 个步骤:①分别进行因变量和协变量的半方差函数模拟,得到 $V_0, V_1, V_2, \dots, V_n$ 的半方差函数。②进行因变量与各个协变量的协方差函数模拟,得到 $V_0 - V_1, V_0 - V_2, \dots, V_0 - V_n$ 的半方差函数。③进行协变量间的协半方差函数分析,即依次进行 $V_i - V_{i+1}$ 间的协半方差函数分析,得到相应的协方差函数。④协同克里格插值及其精度评价。

2.5 预测精度验证

验证指标主要有:①平均绝对误差,反映预测值偏离验证值的大小,越接近于 0,精度越高。②均方根误差,介于 0 与 1 之间,越接近于 0,预测越准确^[14]。

为了更直观地比较一种方法相对于另一种方法的优越性,选用均方根误差为指标,以 OK 法为参照方法,对 COK、MCOK 法相对于 OK 法的精度改进值进行评估^[15],精度改进值的计算公式为

$$I = \frac{R_{ref} - R_x}{R_{ref}} \times 100\%$$

式中 R_{ref} ——参照方法的均方根误差

R_x ——其他方法的均方根误差

I 为正值说明相对于参照方法而言精度得到提高,值越大精度提高越多;相反,如果 I 值为负就说明预测精度低于参照方法。

3 结果与分析

3.1 土壤全氮含量的描述性统计分析

在 ArcGIS 中将样点随机分为建模数据集和验证数据集,其中验证数据占全部样点的 30%。对土

壤全氮含量的两个数据集进行统计分析,结果见表 2。

表 2 土壤全氮含量的统计分析
Tab.2 Statistical characteristics of total soil nitrogen content

参数	数据集	
	建模数据	验证数据
样品数量	105	44
平均值/(g·kg ⁻¹)	3.43	3.41
最小值/(g·kg ⁻¹)	1.00	1.40
最大值/(g·kg ⁻¹)	7.60	7.10
标准差/(g·kg ⁻¹)	1.47	1.31
变异系数/%	42.85	38.42
偏度	0.66	0.82
峰度	0.31	0.54

从表 2 中可以看出,建模数据集和验证数据集的统计特征基本一致。研究区域土壤全氮含量的平均值为 3.4 g/kg,具有中等强度的变异性。建模数据集中土壤全氮含量的偏度为 0.66,峰度为 0.31,基本呈正态分布,适合地统计分析。

3.2 协同克里格协变量的选取

在 SPSS 中进行土壤全氮含量与地形指数因子的相关分析,结果表明,研究区域土壤全氮含量与选取的 8 个地形指数因子中的 5 个具有显著的相关性。土壤全氮含量与 V_{DFR} 和 V_{TWI} 成显著负相关,相关系数分别为 $-0.47 (P < 0.01)$ 和 $-0.16 (P < 0.01)$;土壤全氮含量与 V_{RS} 、 β 、 V_{SPI} 成显著正相关,相关系数分别为 $0.38 (P < 0.01)$ 、 $0.32 (P < 0.01)$ 和 $0.26 (P < 0.01)$ 。这与先前的研究成果相似^[16-17]。

以土壤全氮含量为因变量,8 个地形指数因子为自变量进行回归分析,得到土壤全氮含量的 2 个多元回归模型

$$V_{TN} = 4.209 - 0.064 V_{DFR}$$
$$(R^2 = 0.22, P < 0.001)$$

（1）

$$V_{TN} = 3.653 - 0.051 V_{DFR} + 0.011 V_{RS}$$
$$(R^2 = 0.27, P < 0.001)$$

（2）

模型(1)中只有 V_{DFR} 一个地形指数因子进入回归模型,模型能够解释土壤 V_{TN} 变异的 22%,用 V_{TN} 做因变量, V_{DFR} 做协变量进行 COK 插值分析;模型(2)中有 V_{DFR} 和 V_{RS} 两个地形指数因子进入回归模型,模型能够解释土壤 V_{TN} 变异的 27%。以 V_{TN} 为因变量, V_{DFR} 和 V_{RS} 作为协变量进行 MCOK 插值分析。

3.3 土壤全氮含量的空间结构特征

表 3 为土壤全氮含量和协变量的半方差函数、

协半方差函数理论模型和参数。

表 3 土壤全氮含量半方差函数的理论模型和参数
Tab.3 Theoretical models and parameters of total soil nitrogen content

变量	模型	块金值 C_0	基台值 $C_0 + C$	$C_0 / (C_0 + C)$	决定系数 R^2
V_{TN}	指数	1.161	2.519	0.461	0.836
V_{DFR}	指数	0.716	2.743	0.261	0.646
V_{RS}	球状	2.140	6.550	0.327	0.925
$V_{TN} - V_{DFR}$	球状	-0.156	-2.001	0.078	0.778
$V_{TN} - V_{RS}$	指数	0.001	0.808	0.001	0.575
$V_{DFR} - V_{RS}$	球状	-0.010	-2.563	0.004	0.795

从表 3 中可以看出,研究区域土壤全氮含量和地形指数因子的半方差函数主要选用指数和球状两种模型进行拟合,决定系数处在 0.575 ~ 0.925 之间,说明模型选取符合要求。块金值与基台值之比通常作为衡量变量空间相关程度的尺度,若其值小于 25%,则为空间强相关;处在 25% ~ 75% 为空间中强度相关;大于 75% 为弱相关^[5]。从表 3 中可以看出土壤全氮含量与地形指数因子都具有中等强度的空间相关性,但是加入协变量后,都具有强烈的空间相关性。

3.4 土壤全氮含量的空间估值精度比较

利用表 3 中的模型和参数进行土壤全氮含量的 OK、COK 和 MCOK 插值,用 44 个采样点分别对 3 种插值结果进行精度评价(表 4)。

表 4 全氮含量不同预测方法的预测结果精度验证
Tab.4 Precision evaluation indexes of different methods for predicting total soil nitrogen content

预测精度验证指标	OK	COK	MCOK
平均绝对误差	0.44	0.42	0.35
均方根误差	0.83	0.78	0.45
精度改进值 $I / \%$		6.02	45.78

从平均绝对误差和均方根误差来看,二者的最高值都出现在 OK 插值中,最小值出现在 MCOK 插值中,说明 OK 插值精度最低,MCOK 插值精度最高。从 I 值来看,相对于 OK 法,协同克里格法能够提高土壤全氮含量的预测精度。当只有 V_{DFR} 一个协变量时,预测精度值提高不大,只有 6.02%,其主要原因是土壤全氮含量与 V_{DFR} 的相关性不高,只有 -0.47 。很多研究^[18-19]表明,当相关系数小于 0.5 时,COK 法精度提高并不明显。当协变量为 V_{DFR} 和 V_{RS} 两个变量时,土壤全氮含量预测精度得到明显提高,达到 45.78%。可见在相关性不理想的情况下,增加协变量的个数仍能提高协同克里格法的插值精度。

3.5 土壤全氮含量的空间分布

研究区域土壤 V_{TN} 的 OK 插值图和 MCOK 插值图如图 2 所示。两种插值图上 V_{TN} 总的空间分布趋势是一致的：呈西北高东南低，分布图呈斑块状、条带状分布。研究区域土壤 V_{TN} 最高值为 7.6 g/kg，高值区域主要在西北部和北部，成带状分布；低值区域主要集中在东南部，最低值为 1.0 g/kg。

这一分布趋势与研究区域的地形地貌和土地利用类型关系密切。研究区域西北部多是峰丛洼地，且峰丛多于洼地。峰丛植被以灌木、草丛为主，洼地则以耕地或弃耕地为主。虽然研究区域峰丛岩石裸露较多，但是该区域峰丛坡度较大，加上封山育林的

生态治理措施取得了明显的效果，灌木、草丛下有机物质多，因此土壤 V_{TN} 相应较高。而在研究区域的东部主要是平地，以水田为主，土壤 V_{TN} 低。在东南部是比较低缓的山地和平地，且平地多为耕地，而缓坡上则多坡耕地和荒地，人类活动较多，土壤 V_{TN} 低。

但是两种方法的插值图在空间上还是存在明显差别。MCOK 法图斑相对较破碎，图形层次更丰富。与 OK 插值图相比较，在 MCOK 插值图的西南部多了 3 个低值中心，在中部多了 1 个高值中心和低值中心。这是因为 OK 插值只考虑了 V_{TN} 在空间上的自相关性；而 MOCK 法充分地考虑了主要地形因素对土壤 V_{TN} 的影响。

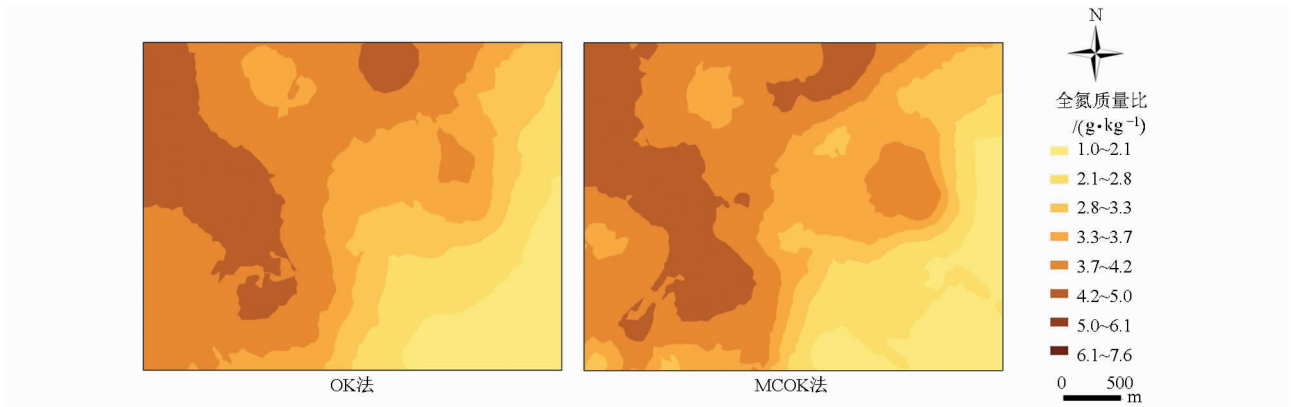


图 2 研究区域全氮空间分布图
Fig.2 Distribution map of soil total nitrogen

4 结论

- (1)研究区域土壤 V_{TN} 均值为 3.4 g/kg，具有中等变异性，最大值为 7.6 g/kg，最小值仅 1.0 g/kg。土壤全氮基本呈正态分布。
- (2)研究区域土壤全氮含量与 5 个地形指数因子具有显著的相关性。土壤全氮含量可用两个回归模型来表征，第 1 个模型中地形指数因子为采样点与分

- 水岭的水平距离，能够解释土壤全氮含量变异的 22%；第 2 个模型中地形指数因子为与分水岭的水平距离和地形波动指数，能够解释土壤全氮变异的 27%。
- (3)土壤全氮含量具有中等强度的空间变异性。在土壤全氮含量和地形指数因子的相关系数较小的情况下，单一协变量下协同克里格插值并不能够有效提高 V_{TN} 的空间预测精度，多变量协同克里格方法能够显著提高预测精度。

参 考 文 献

1 中国科学院学部. 关于推进西南岩溶地区石漠化综合治理的若干建议[J]. 地球科学进展, 2003, 18(4):489-492.

2 李文军, 夏永秋, 杨晓云, 等. 施氮和肥料添加剂对水稻产量、氮素吸收转运及利用的影响[J]. 应用生态学报, 2011, 22(9):2331-2336.

Li Wenjun, Xia Yongqiu, Yang Xiaoyun, et al. Effects of applying nitrogen fertilizer and fertilizer additive on rice yield and rice plant nitrogen uptake, translocation, and utilization[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2011, 22(9):2331-2336. (in Chinese)

3 陈翠英, 江永真. 土壤养分空间变异性的随机模拟及其应用[J]. 农业机械学报, 2006, 37(12):67-70,95.

Chen Cuiying, Jiang Yongzhen. Stochastic simulation of spatial variability of soil nutrient property and its application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(12):67-70,95. (in Chinese)

4 杨奇勇, 蒋忠诚, 罗为群, 等. 岩溶峰丛洼地山体阴影区域植被指数的随机模拟[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5):232-237.

Yang Qiyong, Jiang Zhongcheng, Luo Weiqun, et al. Sequential simulation of normal different vegetation index of mountain shadow in karst peak cluster area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5):232-237. (in Chinese)

5 司涵, 张展羽, 吕梦醒, 等. 小流域土壤氮磷空间变异特征分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(3):90-96.

Si Han, Zhang Zhanyu, Lü Mengxing, et al. Spatial variability of soil nitrogen and phosphorus in small water shed[J].

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(3):90–96. (in Chinese)

6 Ghadermazi J, Sayyad G, Mohammadi J, et al. Spatial prediction of nitrate concentration in drinking water using pH as auxiliary Cokriging variable[J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, 3:130–135.

7 Babak O, Deutsch C V. Improved spatial modeling by merging multiple secondary data for intrinsic collocated Cokriging [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2009, 69(1–2):93–99.

8 Wu C, Wu J, Luo Y, et al. Spatial prediction of soil organic matter content using Cokriging with remotely sensed data[J]. Soil Science Society of America Journal, 2009, 73(4):1202–1208.

9 刘波, 陈东湘. 基于 Cokriging 的土壤重金属空间变异研究——以昆山市为例[J]. 环境保护科学, 2013, 39(2):3438. Liu Bo, Chen Dongxiang. Study on spatial variation of heavy metals in soil based on Cokriging method; taking Kunshan City as example[J]. Environmental Protection Science, 2013, 39(2):3438. (in Chinese)

10 王政权. 地统计学及其在生态学中的应用[M]. 北京:科学出版社, 1999.

11 Florinsky I V, Eilers R G, Manning G R, et al. Prediction of soil properties by digital terrain modeling[J]. Enviromental Modelling & Software, 2002, 17(3):295–311.

12 Pei T, Qin C Z, Zhu A X, et al. Mapping soil organic matter using the topographic wetness index; a comparative study based on different flow-direction algorithms and Kriging methods[J]. Ecological Indicators, 2010, 10(3):610–619.

13 Mehnatkesh A, Ayoubi S, Jalalian A, et al. Relationship between soil depth and terrain attributes in a semi arid hilly region in western Iran[J]. Journal of Mountain Science, 2013, 10(1):163–172.

14 Jiang X W, Wan L, Du Q, et al. Estimation of NDVI images using geostatistical methods[J]. Earth Science Frontiers, 2008, 15(4):71–80.

15 Sumfleth K, Duttmann R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators[J]. Ecological Indicators, 2008, 8(5):485–501.

16 McKenzie N J, Ryan P J. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation[J]. Geoderma, 1999, 89(1–2):67–94.

17 Qiu Y, Fu B J, Wang J, et al. Spatial variability of soil moisture content and its relation to environmental indices in a semi-arid gully catchment of the Loess Plateau, China[J]. Journal of Arid Environments, 2001, 49(4):723–750.

18 Yates S R, Warrick A W. Estimating soil water content using Cokriging[J]. Soil Science Society of America Journal, 1987, 51(1):23–30.

19 Triantafilis J, Odeh I O A, McBratney A B. Five geostatistical models to predict soil salinity from electromagnetic induction data across irrigated cotton[J]. Soil Science Society of America Journal, 2001, 65(3):869–878.

Spatial Variability of Total Soil Nitrogen Content
in Karst Area of Southwest China

Li Wenjun¹ Yang Qiyong² Peng Baofa¹ Zhao Di¹

(1. College of Resources and Environment and Tourism, Hunan University of Arts and Science, Changde 415000, China
2. Institute of Karst Geology, Chinese Academy of Geological Sciences, Guilin 541004, China)

Abstract: A typical peak-cluster depression area was selected as the study area. Based on the relationships between total soil nitrogen content in 0 ~ 20 cm depth and terrain attributes by multiple linear stepwise regression method, the spatial variability of total nitrogen was studied by ordinary Kriging (OK), univariate Cokriging (COK) and multivariable Cokriging (MCOK) methods. Results showed that the spatial distribution of total nitrogen can be described by two regression models. Distance from ridge of mountains (V_{DFR}) entered into the regression equation for the model (1), and distance from ridge of mountains (V_{DFR}) and relief degree of land surface (V_{RS}) entered into the regression equation for the model (2). Therefore, V_{DFR} was selected as auxiliary variable to predict total nitrogen by COK method, and V_{DFR} and V_{RS} were selected as auxiliary variables to predict total nitrogen by MCOK method. The Kriging interpolation indicated that when the correlation coefficient between total nitrogen and terrain attributes was small, the accuracy of COK was increased litter. While MCOK can promote the accuracy notable. This study can provide a new idea and method for evaluation and ecological reconstruction of the karst rock desertification.

Key words: Karst area of southwest China Total soil nitrogen content Semi-variances Cokriging